

## ESTIMATIVA DE ÁREA PLANTADA DA CULTURA DE FEIJÃO 2ª SAFRA UTILIZANDO IMAGENS DE SATÉLITE EM CASCAVEL - PR

Gabriel Gazoni da Penha<sup>1</sup>, Jonathan Richetti<sup>2</sup>, Joseane Bortolini<sup>3</sup>

Departamento de Agronomia – Centro Universitário Fundação Assis Gurgacz, Av. das Torres, 500 - Cascavel - PR, 85806-095, <sup>1</sup> Graduando; gabrielgazoni@gmail.com; <sup>2</sup> Professor; j.richetti@fag.edu.br; <sup>3</sup> Professora; joseanebortolini@fag.edu.br

### RESUMO

O preço de comercialização do feijão sofre muitas oscilações conforme as expectativas de aumento ou diminuição de área plantada, sinais de perda por intempéries climáticas e muitos outros fatores, gerando insegurança para aos agentes participantes do setor. Este cenário abre espaço para uma série de especulações de mercado, o que pode inflacionar ou deflacionar vertiginosamente os preços da leguminosa. Isto ocorre pois atualmente os levantamentos de safra são baseados em dados coletados de maneira pouco eficiente, disponibilizando informações imprecisas que diferem do que realmente ocorre no mercado. Portanto, objetivo deste trabalho é a determinação de área cultivada com feijão segunda safra em Cascavel – PR no ano de 2018. Para isso utilizou-se imagem do sensor Landsat-8 *tile 223/77* (órbita/ponto) de 17 de maio de 2018 e o algoritmo *Gaussian Mixture Model* que resultou em uma área de 1.593 ha e exatidão global de 93,3% e índice kappa de 0,8667.

**Palavras-chave** — Landsat-8, Gaussian Mixture Model, Aprendizado de Máquina, Classificação.

### ABSTRACT

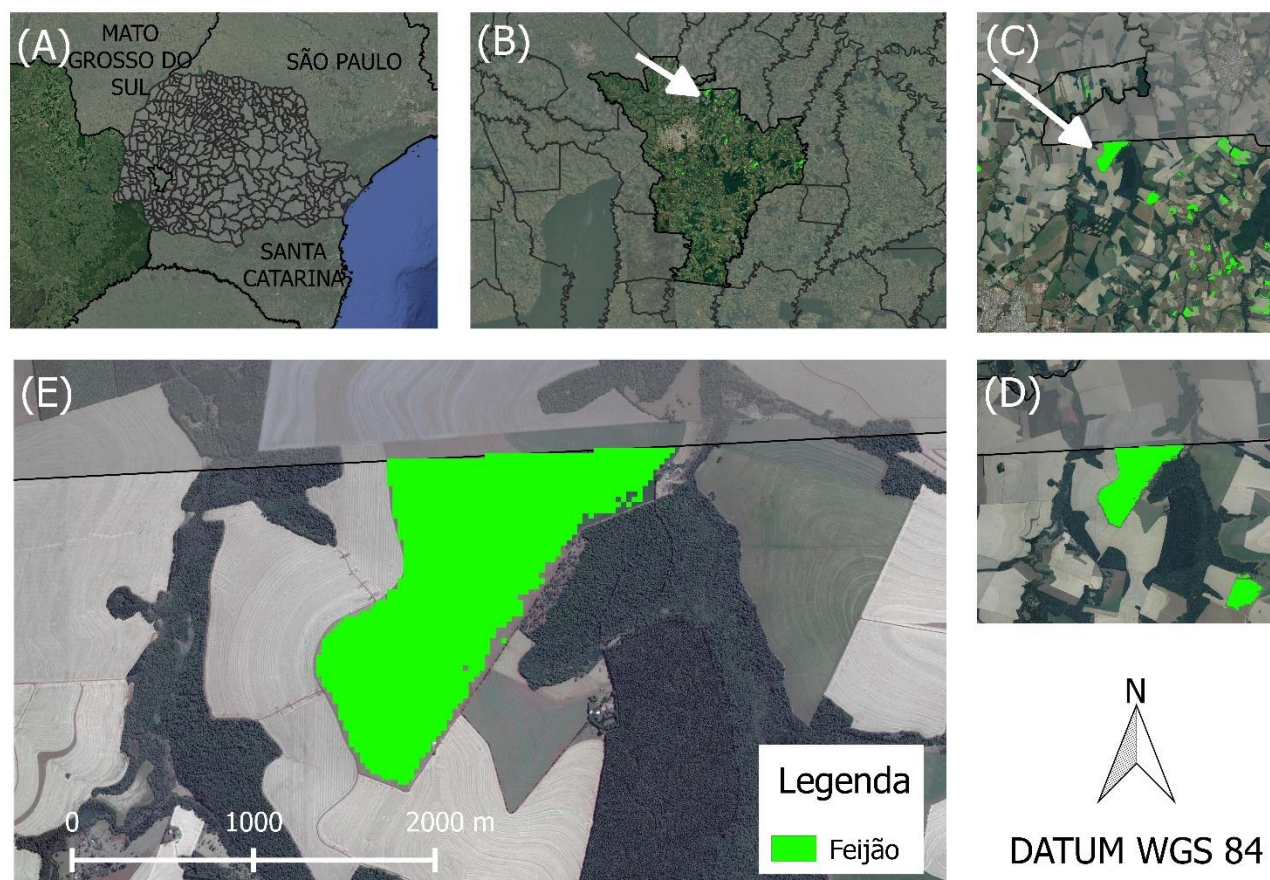
*The commercialization price of the beans suffers many oscillations according to the increase or decrease expectations of planted area, signs of loss due to inclement weather and many other factors, generating insecurity for the agents participating in the sector. Because current surveys are based on data collected inefficiently, providing imprecise information that differs from what actually occurs in the market, a scenario opens for a series of market speculations, which can vertiginously inflate or deflate the prices of the legume. Therefore, the objective of this work is the determination of cultivated area with second crop beans in the municipality of Cascavel - PR in the year 2018. For this purpose, the Landsat-8 tile 223/77 image (orbit / point) May 17, 2018 and the Gaussian Mixture Model algorithm were used. Resulting in 1,593 ha of beans with a global accuracy of 93.3% and kappa index of 0.8667.*

**Key words** — Landsat-8, Gaussian Mixture Model, Machine Learning, Classification.

### 1. INTRODUÇÃO

O feijão é um alimento muito tradicional e presente na mesa do brasileiro, de acordo com a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) estimou no Ano Safra 2017/18 uma produção e consumo de 3,18 e 3,3 milhões de toneladas, respectivamente [1]. Ainda, a leguminosa é a 14ª commodity agrícola que mais gera receita bruta no agro brasileiro, com um montante de 6,96 bilhões de reais em 2016/17 e 4,81 bilhões na safra 2017/18 [1]. O Paraná é o maior produtor do grão, com 23,8% do total da produção nacional da safra 2017-2018, seguido por Minas Gerais e Mato Grosso com 16,1 e 11,5%, [1]. Apesar da importância do grão, observando as séries históricas de preços do feijão registradas pela Secretaria de Estado da Agricultura e do Abastecimento (SEAB) e Departamento de Economia Rural (DERAL) existem muita incerteza acerca da cadeia produtiva do grão. Por exemplo, em janeiro de 2016, para o feijão de cor o preço médio foi de R\$ 171,48 por saca enquanto que em setembro do mesmo ano houveram picos de até R\$ 339,14 por saca, e recuos para R\$ 81,63 em dezembro do ano seguinte [2]. Tais oscilações podem ser atribuídas a desinformação sobre os rumos produtivos do setor, de acordo com Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), o mercado do feijão possui dinâmica complexa e incerta, no que se refere a formação de preços, as informações disponíveis possuem grandes divergências entre os agentes do setor e podem por acabar beneficiando grupos oportunistas [3]. Uma fonte dessas dúvidas é o desconhecimento da área cultivada com a cultura.

Dados oriundos de imagens de satélite são utilizados para determinação de área cultivada e monitoramento da cultura. Por exemplo, Almeida et al. (2017) utilizaram dados do sensor Landsat-8 e os algoritmos *Gamboost* e *Random Forest* para mapeamento da de milho segunda safra na região oeste do Paraná obtendo exatidão global (EG) de 88% e 79% e índice kappa de 0,75 e 0,58 para *Gamboost* e *Random Forest*, respectivamente [4]. Dias et al. (2017) utilizaram imagens Landsat-8 para a mensuração da área cana-de-açúcar no município de Ituiutaba-MG no ano de 2015, comparando os dados obtidos com os dados disponibilizados pela CONAB, obteve-se uma área 10% menor se comparada ao levantamento feito pelo órgão no mesmo ano [5]. Já Papa (2009) empregou cenas do sensor *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER) para realizar acompanhamento da cultura do feijoeiro.



**Figura 1** – Mapa de localização (A); Resultado do mapeamento em Cascavel (B); Detalhe regional do mapeamento (C); Maior detalhe do mapeamento (D); Detalhe do mapeamento em um talhão (E).

As imagens foram submetidas ao modelo *Spectral Angle Mapper (SAM)* e ao Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME), obtendo a curva espectral da cultura, evidenciando a possibilidade de diferenciação entre a cultura do feijão das demais, sugerindo a possibilidade de utilização de técnicas em geoprocessamento como opção para o levantamento, monitoramento, e mapeamento da leguminosa [6]. Porém estudos para mapeamento da cultura do feijoeiro utilizando sensoriamento remoto são escassos. Albuquerque et al. (2017) testou diferentes classificadores para estimativa de área de soja no oeste do Paraná e concluiu que algoritmos de aprendizado de máquina podem ser utilizados para mapeamentos de soja sendo o algoritmo *random forest* o que apresentou os melhores resultados [7]. Contudo poucos estudos preocupam-se com o mapeamento de feijão na região.

Logo, o objetivo deste trabalho é a determinação de área cultivada com feijão segunda safra no município de Cascavel – PR no ano de 2018 utilizando imagens do sensor Landsat-8 e o algoritmo *Gaussian Mixture Model (GMM)*.

## 2. MATERIAIS E MÉTODOS

A área utilizada para estudo compreende todo município de Cascavel – PR, cujas coordenadas são  $24^{\circ} 57' 21''$  S;  $53^{\circ} 27' 19''$  W (Figura 1). Utilizou-se imagem do sensor Landsat-8 *tile 223/77* (órbita/ponto) do dia 17 de maio de 2018, criando-se uma composição RGB457. Previamente foram definidas 10 classes de uso e cobertura do solo (área urbana, corpos hídricos, mata, outras culturas, solo exposto e solo com palhada seca). Para cada classe, foram selecionadas regiões amostrais, bem definidas baseadas em levantamento à campo, e virtualmente poligonizadas, sendo exportadas, em arquivo único, para formato *shapefile* no QGIS 2.18. Esse resultante passou a ser os dados de treinamento, com atribuições de valores para as classes. Com esses dados de treinamento a classificação foi realizada utilizando o algoritmo *Gaussian Mixture Model (GMM)* no QGIS 2.18.

Para *mixture models*, assume-se que uma amostra dada  $x$  é a realização de um vetor aleatório cuja distribuição é uma mistura, isto é, uma combinação convexa de várias distribuições condicionadas por classe [8]. Portanto, em

resumo, o algoritmo *Gaussian Mixture Model* (GMM) faz essa combinação de distribuições por classe num modelo gaussiano de distribuições de probabilidade [8].

Para verificação de acurácia utilizou-se uma outra amostragem para teste e foram calculadas as métricas de exatidão global (Eq. 1) e índice kappa (Eq. 2).

$$EG(\%) = \frac{A}{m} * 100 \quad (1)$$

$$k = \frac{\sum_{i=1}^r \frac{x_{ii}}{n} - \sum_{i=1}^r \frac{x_i * x_i}{n^2}}{1 - \sum_{i=1}^r \frac{x_i * x_i}{n^2}} \quad (2)$$

Em que:  $n$  é número de observações (pixels amostrais);  $A$  é acerto geral (pixels amostrais classificados corretamente);  $m$  é número de pixels amostrais;  $r$  é número de linhas da matriz de erro;  $x_{ij}$  é observações na linha  $i$  e coluna  $j$ ;  $x_i$  é total marginal da linha  $i$ ; e  $x_j$  é total marginal da coluna  $j$ .

### 3. RESULTADOS

Com a geração de cenas do Landsat 8 e aplicação de técnica de classificação pelo algoritmo GMM verificou-se que, para o município de Cascavel uma área de 1.593,18 hectares recebeu o cultivo do feijão segunda safra, o equivalente a 0,76% da área total do município, de 210.215,97 hectares (Figura 1). Com a amostra de teste fez-se uma matriz de confusão e obteve-se exatidão global de 93,3% e índice kappa de 0,8667.

### 4. DISCUSSÃO

Apesar da importância do feijão como alimento, o município não apresenta elevado plantio da leguminosa. Até o presente da elaboração desde trabalho, as informações oficiais para Cascavel referentes as estimativas de produção de feijão segunda safra para o ano de 2018 não estão disponibilizadas. Isso mostra a agilidade e escalabilidade para estimativas de área utilizando-se aprendizado de máquina em imagens de satélite.

Comparando com trabalhos que utilizaram outros classificadores tem-se que Chan et al. (2008) obteve valores de acurácia de 0,6880 e 0,6950 para os métodos Random Forest e Adaboost, respectivamente [9]. Já Zhong et al. (2016), no mapeamento de milho e soja com base na fenologia, obteve uma acurácia de 87,2 % e Índice Kappa de 0,8040 [10]. Já Almeida et al. (2017) obtiveram exatidão global (EG) de 88% e 79% e índice kappa de 0,75 e 0,58 para *Gamboost* e *Random Forest*, respectivamente [4].

### 5. CONCLUSÕES

Foi possível a determinação de área cultivada com feijão segunda safra no município de Cascavel – PR por meio de aprendizado de máquina em imagens de satélite. Utilizando-

se de imagens Landsat-8 e o algoritmo *Gaussian Mixture Model*, obteve-se uma área de 1.593,2 ha com exatidão global de 93,3% e índice kappa de 0,8667. Portanto, o método mostra-se como alternativa viável para obtenção de dados referentes as safras de feijão, principalmente por demandar muito menos tempo que os métodos convencionais, visto que ainda nem sequer existem relatórios oficiais para Cascavel sobre área plantada de feijão segunda safra.

### 6. REFERÊNCIAS

- [1] CONAB, “Acompanhamento da Safra Brasileira Grãos”, Décimo primeiro levantamento, v. 5, n. 11, p. 148, Agosto 2018.
- [2] DERAL, Preços Médios Nominais Mensais Recebidos Pelos Produtores no Paraná – 1995-2017, Disponível em: <http://www.agricultura.pr.gov.br/arquivos/File/deral/prpsh95.xls>
- [3] EMBRAPA, “Feijão na Economia Nacional”, Documentos 135, pp. 47, agosto 2002.
- [4] ALMEIDA, L.; JOHANN, J. A.; RICETTI, J.; NICOLAU, R. F.; RICETTI, A. B. Comparação no mapeamento da cultura de milho safrinha utilizando Machine Learning em imagens Landsat-8 In: XVIII Brazilian Symposium on Remote Sensing, 2017, Santos.
- [5] Dias, B.A.S.; Viçoso, L.C.B.; Rosendo, J.S., “Atualização de Área Plantada de Cana-de-Açúcar no Município de Ituiutaba-MG no Ano de 2015 com Imagens de Satélite Landsat”, SBSR – Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, v. 18, pp. 2323-2330, 2015.
- [6] Papa, R.A., “Comportamento Espectro-Temporal da Cultura do Feijão, Por Meio de Dados Obtidos Por Espectroradiometria, Câmera Digital e Imagens ASTER”, Tese de Mestrado - Universidade de Brasília - UnB, publicação 329/2009, pp. 121, agosto 2009.
- [7] Albuquerque Silva, L. C., Richetti, J., Becker, W. R., Verica, W. R., Paludo, A., & Johann, J. A. Algoritmos de Aprendizado de Máquina para classificação de soja em imagens Landsat-8. *Acta Iguazu*, 6(3), 65–78. 2017 Retrieved from <http://e-revista.unioeste.br/index.php/actaiguazu/article/view/17477/11797>
- [8] Lagrange, A.; Fauvel, M.; Grizonnet, M., “Large-scale feature selection with Gaussian mixture models for the classification of high dimensional remote sensing images”, *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017. Disponível em: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01382500v4>
- [9] Chan J. C. –W.; Paelinckx D. Evaluation of Random Forest and Adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery. *Remote Sensinf of Environment*, v.112, p 2999-3011, 2008.
- [10] Zhong, L; Hu, l; Yu, L; Gong, P, Biging, G. S. Automated mapping of soybean and corn using phenology. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.119 p. 151-164, 2016.